

*Розроблено інформаційно-екстремальні алгоритми машинного навчання системи радіонуклідного діагностування міокарду з оптимізацією словника ознак розпізнавання за інформаційним критерієм Кульбака, що дозволяє підвищити точність діагностичних рішень. Досліджено послідовні спрямовані та ройові алгоритми селекції словника ознак, який містить як кількісні, так і категоріальні ознаки. Отримано безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила*

*Ключові слова: сцинтиграфія, перетворення Фур'є, інформаційний критерій, машинне навчання, ройовий алгоритм*

*Разработаны информационно-экстремальные алгоритмы машинного обучения системы радионуклидного диагностирования миокарда с оптимизацией словаря признаков по информационным критериям Кульбака, что позволяет повысить точность диагностических решений. Исследованы последовательно направленные и роевые алгоритмы селекции словаря признаков, который содержит как количественные, так и категориальные признаки. Получены безошибочные по обучающей матрице решающие правила*

*Ключевые слова: сцинтиграфия, преобразования Фурье, информационный критерий, машинное обучение, роевой алгоритм*

# РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ ОПТИМІЗАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ ФУНКЦІОНУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ РАДІОНУКЛІДНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ МІОКАРДУ

**А. С. Довбиш**

Доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри\*

E-mail: kras@id.sumdu.edu.ua

**А. С. Москаленко**

Аспірант\*

E-mail: alenarizhova@gmail.com

**В. В. Москаленко**

Кандидат технічних наук, старший викладач\*

E-mail: systemscoders@gmail.com

**І. В. Шелехов**

Кандидат технічних наук, доцент\*

E-mail: igor-i@ukr.net

\*Кафедра комп'ютерних наук

Сумський державний університет

вул. Римського-Корсакова, 2, м. Суми, Україна, 40007

## 1. Вступ

Радіонуклідна діагностика міокарда дозволяє виявити порушення його перфузії на ранній стадії захворювання та оцінити тяжкість патологічного процесу у хворих, які перенесли інфаркт міокарда, з метою визначення траєкторії лікування хворого [1]. Результатом радіонуклідного дослідження є реконструйовані сцинтиграфічні зрізи серця, які часто представляють у вигляді полярних діаграм, що візуалізують долю включення радіофармпрепарату в сегментах міокарду у стані спокою та стресу. При цьому достовірність інтерпретації даних функціонального дослідження визначається рівнем кваліфікації лікаря-діагноста, оскільки крім аналізу яскравості пікселів сцинтиграм в стані спокою і навантаження потрібно враховувати контекстні ознаки, наприклад, симптоми, шкідливі звички та хронічні хвороби, вікову та вагову категорії, расову належність, групу крові, стать та інші. Одним з напрямів зниження навантаження на лікаря-діагноста та підвищення точності діагностичних висновків є розробка та впровадження здатних навчатися сис-

тем підтримки прийняття рішень (СППР), які здійснюють машинну інтерпретацію результатів радіонуклідного обстеження.

Оригінальна матриця зображення полярної карти містить 1088 пікселів, що ускладнює піпксельний процес розпізнавання патологічних функціональних станів [1–3] міокарду. Крім того, алфавіт класів, що характеризує функціональні стани міокарду, як правило, повністю не покриває пов'язаний з ним простір діагностичних ознак розпізнавання, що обумовлено складністю повного аналізу предметної галузі як на етапі формування словника, так і на етапі формування алфавіту класів. Тому для поточного алфавіту класів словник ознак в інформаційному розумінні є надлишковим і потребує оптимізації. Видалення неінформативних та заважаючих ознак дозволяє підвищити інформаційну спроможність та зменшити обчислювальну складність вирішальних правил діагностичної системи, однак за умов використання початкових вибірок малого обсягу у задачах з великою кількістю ознак традиційні методи машинного навчання та селекції ознак характеризуються низькою ефективністю.

## 2. Аналіз літературних даних і постановка проблеми

У задачах аналізу даних медичного обстеження широкого поширення набуло використання штучних нейронних мереж [3, 4], у яких мінімальна кількість навчальних векторів залежить від розмірності простору ознак. Однак на практиці обсяг навчальних вибірок окремих класів розпізнавання не досягає і сотні зразків, а розмірність словника ознак у випадку радіонуклідної діагностики серця перевищує тисячі, що обумовлює низьку ефективність даного підходу. Запропоновані в працях [4, 5] методи стиснення зображення полярної карти розподілу радіофармпрепарату шляхом посегментного усереднення яскравості пікселів або розкладу зображення на комплексні компоненти за допомогою швидкого перетворення Фур'є дозволяють знизити розмірність простору ознак до сотень чи десятків ознак, однак не дозволяють отримати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Це пов'язано як зі штучним огрубленням результатів та втратою інформативних ознак, так і з ігноруванням контекстних даних обстеження пацієнтів. У працях [6, 7] розглядається використання контекстних даних обстеження у вигляді даних анамнезу та іншої клінічної інформації для прогнозу порушення перфузії міокарда на основі метода опорних векторів (SVM). Однак точність отриманих вирішальних правил при різних ядрах SVM класифікатора не перевищувала 81 %, що пов'язано з неоднорідним розподілом векторів вибірки та перетином класів в просторі ознак. У працях [5, 8] було запропоновано використовувати метод головних компонент та алгоритм Relief-F для скорочення словника ознак, що містить як кількісні так і перетворенні за допомогою Dummy-кодування категоріальні ознаки. Проте отримані за допомогою традиційних алгоритмів (SVM, J4.8, Bayes Net та Naive Bayes) вирішальні правила внаслідок ігнорування нелінійних структурних зв'язків образів і наявності категоріальних ознак характеризуються не високою точністю, що не перевищує 85 %.

Одним із перспективних шляхів підвищення достовірності вирішальних правил розпізнавання функціонального стану міокарду є використання ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (IEI-технології) аналізу та синтезу здатних навчатися діагностичних систем [9]. IEI-технологія оснований на адаптації вхідного математичного опису діагностичної системи до умов її функціонування в процесі максимізації інформаційної спроможності системи, що дозволяє обґрунтувати вибір способу та параметрів стиснення зображень полярних карт радіонуклідного дослідження міокарда без втрати діагностичної інформації. При цьому, застосування грубого двійкового кодування навчальної вибірки [10, 11] дозволяє прискорити пошук оптимальних геометричних параметрів роздільних гіперповерхонь в двійковому субпараметральному просторі ознак, а використання інформаційного критерію дозволяє оперувати вибірками малого розміру (близько 40 векторів) і забезпечувати високу узагальнюючу здатність вирішальних правил внаслідок згладжуючого ефекту логарифмічної функції [12]. Крім того, з метою підвищення достовірності та зменшення обчислювальної складності вирішальних правил в рамках IEI-технології було

досліджено алгоритми послідовної селекції ознак без їх повернення, у яких здійснювалась оцінка інформативності окремих ознак, та генетичні [13], у яких здійснювалась селекція підмножин ознак. Проте було показано, що розглянутим алгоритмам характерне застрягання у локальному оптимумі багато екстремального інформаційного критерію. При цьому генетичним алгоритмам притаманна висока ітеративність та чутливість до настройки вхідних параметрів, що, у загальному випадку, є апіорно невідомими.

У праці [13] було досліджено використання послідовних алгоритмів селекції ознак з повернення, які характеризуються простотою реалізації, проте висока трудомісткість виконання обмежує їх практичне використання у задачах з великою кількістю ознак. При цьому в рамках IEI-технології існує можливість оцінки інформативності ознак безпосередньо в процесі оптимізації генотипних та фенотипних параметрів функціонування системи діагностування, що може підвищити оперативність пошуку оптимального в інформаційному сенсі словника ознак. У праці [14] було розглянуто використання роївого алгоритму селекції ознак, який порівняно з генетичним є простішим у реалізації, має меншу кількість параметрів керування та здатність отримати оптимальне рішення за декілька ітерацій його роботи. Тому виникає необхідність дослідження алгоритмів інформаційно-екстремального машинного навчання системи радіонуклідного діагностування з оптимізацією словника ознак розпізнавання шляхом застосування послідовних спрямованих та роїових процедур пошуку глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації для підвищення достовірності та оперативності діагностичних рішень.

## 3. Ціль і задачі дослідження

Мета даної роботи полягає в підвищенні функціональної ефективності здатної навчатися СППР як складової комп'ютерної системи функціонального діагностування серцево-судинних патологій за зображеннями полярних карт перфузії міокарда та клінічною інформацією.

Для досягнення поставленої мети пропонується розв'язання таких задач:

- визначити оптимальні параметри стиснення зображень полярних карт радіонуклідного дослідження міокарда без втрати діагностичної інформації;
- розробити інформаційно-екстремальні послідовні спрямовані та роїові алгоритми селекції словника ознак, який включає як кількісні, так і категоріальні ознаки, та порівняти ефективність розроблених алгоритмів;
- визначити оптимальний в інформаційному сенсі обсяг словника ознак за репрезентативними навчальними вибірками.

## 4. Алгоритми інформаційно-екстремального машинного навчання системи функціонального діагностування міокарду з оптимізацією словника ознак

Вхідні дані для постановки діагностичного висновку щодо функціонального стану міокарда можуть

включати в себе як кількісні, так і категоріальні ознаки. До кількісних ознак функціонального стану міокарда, як правило, відносяться значення яскравості пікселів полярної карти перфузії міокарда в стані спокою і навантаження (стресу), а до категоріальних (контекстних) ознак належать симптоми, шкідливі звички та хронічні хвороби, вікова та вагова категорії, расова належність, група крові, стать та інше.

В рамках ІЕІ-технології розробка структури вирішальних правил основана на гіпотезі про наявність базового класу розпізнавання  $X_b^o \in \{X_m^o\}$ , відносно якого всі інші образи розглядаються як відхилення певного рівня та напрямку. При цьому з метою врахування частоти появи категоріальних ознак в базовому класі контур оптимізації повинен включати оператор їх частотного перекодування. У найпростішому випадку перекодування навчальної матриці полягає у заміні номінальних значень категоріальних ознак входної навчальної матриці відповідними частотами їх появи в базовому класі.

Застосування грубого адаптивного кодування ознак, в якому здійснюється уніфікація різнотипної інформації двійковим поданням, дозволяє врахувати ймовірнісні характеристики як кількісних, так і категоріальних ознак [10, 11]. При цьому в рамках ІЕІ-технології процес кодування ознак полягає у пошуку оптимальних меж полів контрольних допусків, які визначають обмеження на ймовірність появи значень ознак в базовому класі розпізнавання  $X_l^o \in \{X_m^o\}$ . У загальному випадку L-рівневої системи контрольних допусків (СКД) значення відповідних нижніх  $A_{n,l,i}$  та верхніх  $A_{b,l,i}$  контрольних допусків l-го рівня розраховуються за формулами

$$A_{n,l,i} = \bar{y}_{b,i} \left[ 1 - \frac{\delta_i}{\delta_{\max}} \right], \quad (1)$$

$$A_{b,l,i} = \bar{y}_{b,i} \left[ 1 - \frac{\delta_i}{\delta_{\max}} \right], \quad (2)$$

де  $\bar{y}_{b,i}$  – усереднене значення ознаки в базовому класі;  $\delta_i$  – параметр поля контрольних допусків;  $\delta_{\max}$  – максимальне значення параметра поля контрольних допусків.

Формування бінарної навчальної матриці

$$\{x_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}; m = \overline{1, M}\}$$

для L-рівневої системи контрольних допусків здійснюється за правилом

$$x_{m,l,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } A_{\text{Lower}, l-1+1, i} \leq y_{m,i}^{(j)} \leq A_{\text{Upper}, l, i}; \\ 0, & \text{else;} \end{cases} \quad l = \overline{1, L}. \quad (3)$$

Межі контрольних допусків ділять область можливих значень ознаки розпізнавання на  $2 \cdot L + 1$  областей, кожній з яких відповідає окремий двійковий код i-ї ознаки, що складається з L розрядів. Кодова відстань між кодами сусідніх областей рівна одній кодовій одиниці, а кодова відстань між кодами областей, розміщених через одну чи більше областей, рівна двом і більше

кодів одиниць. Запропонована схема кодування (3) дозволяє збільшити різноманітність двійкових векторів-реалізацій та враховувати напрям відхилення розподілу векторів-реалізацій образів від базового класу, який відповідає найбільш бажаному функціональному стану діагностованого об'єкту.

Алгоритм ітераційної оптимізації контрольних допусків за послідовним алгоритмом полягає у наближенні глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації до граничного його значення в допустимій області значень функції критерію і має таку структуру ітераційної процедури оптимізації:

$$\{\delta_i^*\} = \arg \bigotimes_{l=1}^L \left[ \max_{G_{\delta_i}} \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left[ \max_{\{d_m\} \in G_{d_m}} E_m \right] \right] \right], \quad i = \overline{1, N}, \quad (4)$$

де  $G_{\delta_i}$  – область допустимих значень параметра поля контрольних допусків для i-ї ознаки;  $\bigotimes$  – символ операції повторення; L – кількість прогонів ітераційної процедури послідовної оптимізації контрольних допусків;  $E_m$  – інформаційний критерій функціональної ефективності (КФЕ) навчання діагностичної системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ .

Однак ефективність послідовних алгоритмів, як правило, залежить від початкової точки пошуку, тому для визначення стартових значень параметра  $\delta_i$ , які є входними для алгоритму послідовної оптимізації, в ІЕІ-технології набула поширення реалізація паралельної процедури пошуку квазі-оптимальних значень параметра  $\delta_i$ , що знаходяться в робочій області визначення функції інформаційного КФЕ. Структура ітераційної процедури оптимізації параметра поля контрольних допусків за паралельним алгоритмом має вигляд [13]

$$\delta^* = \arg \max_{G_{\delta}} \left\{ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left[ \max_{G_E \cap G_d} E_m \right] \right\}, \quad (5)$$

де  $G_{\delta}$  – допустима область значень параметра поля контрольних допусків

$$\delta = \delta_i, i = \overline{1, N}.$$

З метою підвищення достовірності вирішальних правил і зменшення їх обчислювальної складності необхідно видалити заважаючі ознаки, видалення яких призводить до підвищення усередненого за алфавітом класів інформаційного КФЕ навчання  $\bar{E}$ , та неінформативних, видалення яких не змінює інформаційний КФЕ навчання. Селекція ознак розпізнавання здійснюється шляхом трьохциклічної ітераційної процедури пошуку максимуму КФЕ в робочій (допустимій) області визначення функції КФЕ навчання за процедурою

$$\Sigma^* = \arg \max_{\Sigma \in \Omega} \{ \max_{G_{\delta}} \{ \max_{\{k\}} \bar{E}_k \} \},$$

де  $\bar{E}_k$  – усереднене значення КФЕ навчання СППР, обчислене на k-му кроці навчання (селекції словника ознак);  $\{k\}$  – множина кроків навчання.

Серед евристичних методів селекції ознак найбільшого поширення набули послідовні спрямовані алгоритми, які включають етапи послідовного ви-

далення та послідовного повернення ознак. Однак особливості кодування ознак в рамках ІЕІ-технології обумовлюють наявність вбудованих механізмів виявлення неінформативних ознак, а послідовна оцінка інформативності ознак за їх впливом на інформаційний КФЕ навчання дозволяє виявити множину інформативних, неінформативних та заважаючих ознак на початку кожного прогону процедури спрямованого пошуку оптимального словника ознак. Розглянемо основні кроки реалізації модифікованого в рамках ІЕІ-технології алгоритму послідовної спрямованої селекції ознак:

1. Ініціалізація лічильника кількості ознак у словнику:  $i := N$ .

2. Виконання за процедурами (4), (5) паралельно-послідовної оптимізації СКД оптимальних параметрів навчання.

3. Ініціалізація лічильника прогонів:  $k := 0$ .

4.  $k := k + 1$ .

5. Формування поточного словника  $\Sigma_i$  шляхом видалення із початкового словника  $\Sigma_0$  всіх  $N_i$  ознак, для яких оптимальні значення верхнього та нижнього допусків рівні між собою або рівні своїм граничним значенням:  $i := i - N_i$ , оскільки вони не беруть участі в реалізації максимально-дистанційного або мінімально-дистанційного принципів оптимізації геометричних параметрів розбиття простору ознак.

6. Обчислення за процедурою паралельної оптимізації (5) СКД максимального усередненого значення КФЕ  $\bar{E}_i$  для поточного словника  $\Sigma_i$ .

7. Формування множини варіантів словників

$$\{\Sigma_{i,h} | h = \overline{1, i}\},$$

потужність яких на одиницю менша від поточного.

8. Обчислення за процедурою (5) паралельної оптимізації СКД максимального усередненого значення КФЕ  $\bar{E}_{i,h}$  для кожного словника  $\Sigma_{i,h}$ .

9. Видалення із поточного словника  $\Sigma_i$  всіх  $N_i$  ознак, видалення яких порівняно з  $\bar{E}_i$  не змінює (неінформативні ознаки) або збільшує (заважаючі ознаки) КФЕ навчання:  $i := i - N_i$ .

10. Обчислення за процедурою (5) паралельної оптимізації СКД максимального усередненого значення КФЕ  $\bar{E}_i$ .

11. Формування множини варіантів словників

$$\{\Sigma_{i,t} | t = \overline{1, N-i}\},$$

потужність яких на одиницю більша від поточного шляхом повернення видалених ознак.

12. Визначення за процедурою (5) паралельної оптимізації СКД максимального усередненого значення КФЕ  $\bar{E}_{i,t}$  для кожного варіанту словника  $\Sigma_{i,t}$ .

13. Додавання до поточного словника однієї ознаки  $i := i + 1$ , додавання якої максимально збільшує КФЕ

$$\bar{E}_i = \max_t \bar{E}_{i,t}.$$

14. Порівняння: якщо  $i < N$ , то виконуємо перехід на крок 11, інакше здійснюється оновлення оптимального словника

$$\Sigma_i^* = \arg \max_i \bar{E}_i.$$

15. Обчислення за процедурами (4), (5) паралельно-послідовної оптимізації СКД глобального максимуму КФЕ  $\bar{E}^{(k)}$  для оптимального словника  $\Sigma_i^*$  та визначення оптимальних параметрів навчання.

16. Порівняння: якщо

$$|\bar{E}^{(k-1)} - \bar{E}^{(k)}| \leq \epsilon,$$

де  $\epsilon$  – будь-яке мале додатне число, то «ЗУПИН», інакше – перехід на крок 5.

Одним з найпростіших в реалізації популяційних алгоритмів пошукової оптимізації є алгоритм рою частинок (Particle Swarm Optimization) [14]. Ройовий алгоритм, що реалізує пошук оптимального словника ознак, оперує популяцією з  $n_a$  агентів, кожен з яких містить один з варіантів словника. Вихідна множина ознак у ройовому алгоритмі пошуку представляється у вигляді числового вектору  $P^{N|}$  довжиною  $N$ , який відповідає позиції агента рою в багатовимірному просторі рішень. При цьому  $i$ -та компонента позиції агента рою приймає значення від 0 до 100 включно і відповідає ймовірності включення  $i$ -ї ознаки повного (початкового) словника до словника ознак конкретного агента. Поріг  $\theta$  використовується для визначення, яка з ознак використовується, а яка ні. За замовчуванням поріг вибору ознак рівний  $\theta = 0,5$ . Якщо для агента рою виконується умова  $P_i > \theta$ , то у відповідному словнику присутня  $i$ -та ознака, в протилежному випадку – вона видалена. Для обчислення значення цільової функції ройового алгоритму пошуку можна використати процедуру (5) паралельної оптимізації СКД, а остаточне значення інформаційної спроможності системи діагностування для знайденого оптимального словника ознак можна отримати за процедурами (4) та (5) паралельно-послідовного алгоритму оптимізації СКД. Розглянемо основні кроки реалізації алгоритму рою частинок для оптимізації вектору  $P^{N|}$ .

1. Ініціалізація рою частинок (агентів):

1) ініціалізація кількості частинок  $n_a$ ;

2) ініціалізація розмірності кожної частинки  $N$  та ініціалізація меж зміни  $i$ -ї координати  $j$ -ї частинки  $P_{ji}$ ;

3) ініціалізація початкових позицій частинок

$$P_{j[0]} := 100 \cdot U(0,1),$$

де  $U(0,1)$  – генератор випадкових чисел з діапазону  $(0, 1)$ ;

4) ініціалізація початкових швидкостей частинок

$$V_j(0) := 0;$$

5) ініціалізація максимальної швидкості частинок в  $V_{\max,i}$ ;

6) ініціалізація вагових коефіцієнтів для формули швидкості, тобто ваги інерції  $w$  та констант прискорення  $c_1$  і  $c_2$ .

2. Інкремент номера ітерації:  $k := k + 1$ .

3. Інкремент номера частинки:  $j := j + 1$ .

4. Інкремент номера координати в позиції:  $i := i + 1$ .

5. Розрахунок нового стану частинки:

1) розрахунок  $i$ -ї компоненти швидкості для  $j$ -ї частинки за правилами

$$V_{ji}[k+1] := wV_{ji}[k] + c_1a_{1i}[k] \times \\ \times (Pbest_{ji}[k] - P_{ji}[k]) + c_2a_{2i}[k] \cdot (Gbest_j - P_{ji}[k]);$$



$$V_{ji}[k+1] := \begin{cases} V_{ji}[k+1] & \text{if } V_{ji}[k+1] < V_{\max,i}, \\ V_{\max,i} & \text{if else,} \end{cases}$$

де  $a_1[k] = U(0,1)$ ,  $a_2[k] = U(0,1)$ ;

2) оновлення позиції частинки

$$P_j[k+1] := P_j[k] + V_j[k+1];$$

3) обчислення цільової функції  $J_j[k+1]$ ;

4) оновлення значень найкращої персональної  $Pbest$  та глобальної  $Gbest$  позицій агентів пошуку

$$Pbest_j[k+1] := \begin{cases} Pbest_j[k], & \text{if } J(P_j[k+1]) \leq J(Pbest_j[k]); \\ P_j[k+1], & \text{if else;} \end{cases}$$

$$Gbest[k+1] := \arg \max_j \{J(Pbest_j[k+1])\}.$$

6. Перевірка умови зупину: якщо  $k < K_{\max}$ , де  $K_{\max}$  – максимальна кількість ітерацій пошуку, і

$$J(Gbest[k+1]) < 1,0,$$

то перехід до кроку 2, інакше до кроку 7.

Проте розглянутий вище ройовий алгоритм пошуку спрямований переважно на видалення заважаючих ознак розпізнавання і відповідно на підвищення усередненого за алфавітом класів КФЕ навчання. З метою додаткового скорочення потужності словника ознак шляхом видалення решти неінформативних ознак потрібно виконати деяку модифікацію ройового алгоритму пошуку. Для цього слід модифікувати процедуру оновлення значень найкращої персональної  $Pbest$  позиції агентів пошуку за правилом

Якщо  $|J(P_j) - J(Pbest_j)| < \epsilon$  та  $|P_j| < |Pbest_j|$ , то

$$Pbest_j := P_j;$$

де  $J(\dots)$  – цільова функція у вигляді усередненого значення функції КФЕ;  $P_j$ ,  $Pbest_j$  – поточна та найкраща персональна позиції  $j$ -го агента відповідно;  $|P_j|$ ,  $|Pbest_j|$  – потужності словника ознак поточної та найкращої персональної позиції  $j$ -го агента відповідно;  $\epsilon$  – будь-яке мале, наближене до нуля, додатне число.

Аналогічно потрібно модифікувати процедуру оновлення значень найкращої глобальної  $Gbest$  позиції агентів пошуку

Якщо  $|J(Pbest_j) - J(Gbest_j)| < \epsilon$  та  $|Pbest_j| < |Gbest_j|$ ,

то  $Gbest_j := Pbest_j$ .

Як інформаційний КФЕ машинного навчання діагностичної СППР запропоновано використовувати модифіковану в праці [15] нормовану міру С. Кульбака, робоча формула якої має вигляд

$$J_m^{(k)} = \frac{K_{1,m}^{(k)} - K_{2,m}^{(k)}}{n_m (\log(2n_m + 10^{-\omega}) + \omega)} \times \log \left( \frac{10^{-\omega} + n_m + [K_{1,m}^{(k)} - K_{2,m}^{(k)}]}{10^{-\omega} + n_m - [K_{1,m}^{(k)} - K_{2,m}^{(k)}]} \right), \quad (6)$$

де  $K_{1,m}^{(k)}$  – кількість подій, що характеризують належність реалізацій класу  $X_m^o$  до контейнера класу  $X_m^o$  на  $k$ -му кроці машинного навчання;  $K_{2,m}^{(k)}$  – кількість подій, що характеризують належність реалізацій найближчого сусіднього класу  $X_c^o$  до контейнера класу  $X_m^o$ .

Значення КФЕ, розраховане за формулою (4) лежить в діапазоні дійсних чисел  $[0; 1]$ . При цьому від параметра  $\omega$  залежить тільки чутливість КФЕ до зміни точнісних характеристик. Значення параметра  $\omega$ , як правило, обирають в діапазоні  $\omega \in [2; 4]$ .

Таким чином, запропоновані алгоритми навчання інтелектуальної СППР для функціонального діагностування патологій міокарду полягають у реалізації багатоциклічної ітераційної процедури оптимізації словника ознак, контрольних допусків та геометричних параметрів розбиття простору ознак на класи еквівалентності в процесі пошуку глобального максимуму модифікації інформаційного КФЕ за С. Кульбаком в робочій області визначення його функції.

## 5. Результати фізичного моделювання здатної навчатися системи радіонуклідного діагностування

На рис. 1 показано залежність усередненого інформаційного КФЕ навчання (6) системи функціонального діагностування міокарду від кількості комплексних компонент швидкого перетворення Фур'є, які використовуються для формування словника діагностичних ознак. При цьому за рекомендаціями праці [15] було обрано трирівневу систему контрольних допусків  $L = 3$ .

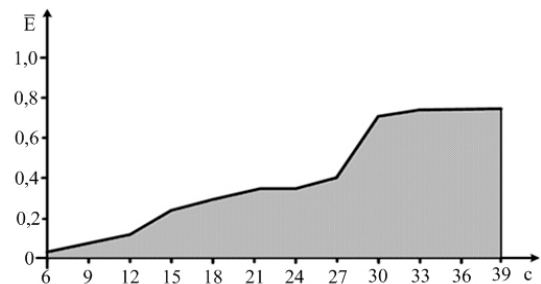


Рис. 1. Залежність усередненого значення КФЕ навчання системи діагностування від кількості компонент перетворення Фур'є

Аналіз рис. 1 показує, що оптимальна кількість комплексних компонентів швидкого перетворення Фур'є рівна  $s^* = 33$  і подальше їх збільшення не призводить до зростання КФЕ навчання розпізнавати функціональний стан міокарда. При цьому максимальне значення усередненого за алфавітом класів КФЕ рівне  $E = 0,75$ , що згідно з принципом відкладених рішень свідчить про необхідність розгляду інших параметрів функціонування діагностичної системи.

Розглянемо результати машинного навчання системи діагностування з послідовною спрямованою селекцією ознак для алфавіту класів, який характеризує функціональний стан міокарду за системою оцінок:  $X_1^o$  – норма;  $X_2^o$  – тиха ішемія;  $X^o$  – гостра ішемія;  $X_4^o$  – рубці на серці. Обсяг вибірки для кожного класу становить  $n_m = 300$ . Словник ознак містить 66 кількісних ознак, отриманих в результаті перетворення Фур'є, та

10 категоріальних ознак, що характеризують контекстні дані обстеження.

На рис. 2 показано дві криві. Перша крива ілюструє динаміку зміни максимумів усередненого за алфавітом класів нормованого значення КФЕ навчання в процесі селекції ознак, а друга крива-графік зміни відношення потужності поточного словника ознак до потужності повного словника ознак в процесі його оптимізації.

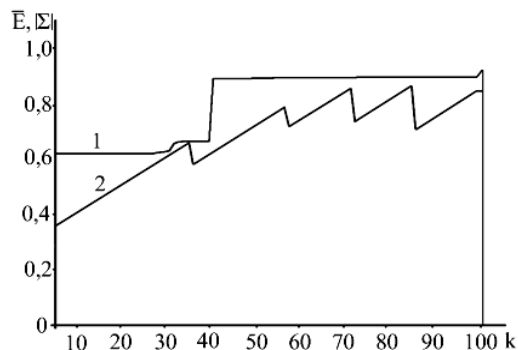


Рис. 2. Графік зміни максимумів усередненого КФЕ (6) та потужності словника ознак в процесі його оптимізації за послідовним спрямованим алгоритмом пошуку

Перша крива на рис. 2 утворена з максимумів усередненого КФЕ, обчисленого за паралельним (5) алгоритмом оптимізації СКД. При цьому стрибок значення КФЕ на останньому прогоні алгоритму селекції ознак відповідає результату паралельно-послідовної оптимізації СКД за процедурами (5) та (4) при оптимальному словнику ознак. Друга крива на рис. 2 складається з послідовних підйомів та спадів, які відповідають процедурам видалення неінформативних і заважаючих ознак та послідовного повернення видалених ознак.

Аналіз рис. 2 показує, що протягом 5 прогонів алгоритму послідовної селекції ознак було здійснено 100 ітерацій і отримано оптимальний, скорочений на 17 % словник, при якому значення КФЕ, обчислене в процесі паралельно-послідовної оптимізації СКД, рівне  $\bar{E}=0,91$ , що відповідає підвищенню достовірності розпізнавання порівняно з повним словником ознак.

Розглянемо результати ройового алгоритму селекції словника ознак з настройками за замовчуванням: вага інерції рівна  $w=0,95$ , рух частинок без прискорення  $c_1=c_2=1,0$ , швидкість руху частинок обмежена значенням  $V_{\max,i}=2$ , а кількість частинок ройу рівна  $n_a=30$ .

На рис. 3, а показано процес ройової селекції словника без модифікації процедури оновлення значень найкращих персональної  $P_{best}$  та глобальної  $G_{best}$  позицій, а на рис. 3, б – із запропонованою модифікацією. При цьому перша крива ілюструє динаміку зміни максимумів усередненого за алфавітом класів значення КФЕ (6) навчання в процесі ройової селекції ознак, а друга крива-графік зміни відношення потужності поточного словника ознак до потужності повного словника ознак в процесі його оптимізації.

Аналіз рис. 3, а показує, що на 250-й ітерації ройового алгоритму пошуку було знайдено оптимальний словник, який забезпечує побудову безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил та скорочення потужності словника ознак на 42 %. При цьому

му 90 % неінформативних та заважаючих ознак було видалено на перших ітераціях ройового алгоритму і протягом пошуку потужність словника суттєво не змінювалась.

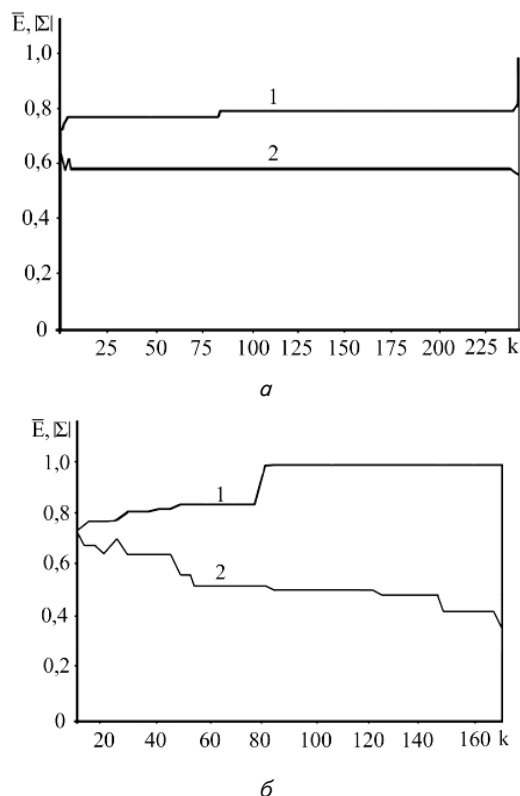


Рис. 3. Графік зміни максимумів усередненого КФЕ та потужності словника ознак в процесі його оптимізації за ройовим алгоритмом пошуку: а – без модифікації; б – з модифікацією

Аналіз рис. 3, б показує, що в процесі селекції ознак за модифікованим ройовим алгоритмом пошуку на 82-й ітерації вдається отримати граничне значення усередненого за алфавітом класів КФЕ. Проте введення обмеження на кількість ітерацій  $K_{\max}=170$  без зупини пошуку при досягненні граничного значення КФЕ дозволяє скоротити потужність словника ознак порівняно з початковим на 60 %. При цьому графік зміни потужності словника ознак має переважно спадаючий характер.

## 6. Обговорення результатів фізичного моделювання

На відміну від праць [5, 7, 8], де досягнута точність діагностичних висновків становить 85 %, запропонована в рамках ІЕІ-технології модифікація послідовної спрямованої селекції словника ознак забезпечує оцінену за навчальною матрицею ймовірність правильного прийняття діагностичного рішення рівну  $P_{\text{true}}=0,999$ , що відповідає двом неправильно класифікованим векторам навчальної вибірки. При цьому запропонована модифікація ройового алгоритму селекції словника ознак при використанні інформаційно-екстремальної машинного навчання дозволяє отримати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила.

З метою оцінки репрезентативності використаної у розглянутих експериментах вибірки, обсяг якої становить 300 векторів, в рамках ІЕІ-технології визначають мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки. Для цього здійснюється побудова на кожному випробуванні довірчого інтервалу для оцінки ймовірності  $p_i$  знаходження  $i$ -ї ознаки в полі своїх контрольних допусків з ймовірністю довіри  $1-Q$ :

$$P_{\text{дов}} \left\{ \frac{n_i}{n} - \epsilon_{Q_{\max}}(n) \leq p_i \leq \frac{n_i}{n} + \epsilon_{Q_{\max}}(n) \right\} = 1 - Q, \quad (7)$$

де  $Q$  – рівень значущості (мале знаходжене число, яке, як правило, обирають із стандартного ряду 0,05; 0,01 та 0,001);  $\epsilon_{Q_{\max}}(n)$  – максимальна статистична похибка при заданому  $Q$ , яка згідно з працею [16] є функцією від кількості випробувань  $n$  і дорівнює

$$\epsilon_{Q_{\max}} = \frac{\arg[\Phi(x) = 1 - Q / 2]}{2\sqrt{n}}, \quad (8)$$

де  $\Phi(\dots)$  – функція Лапласа.

Випробування  $n$  з компромісної області  $30 < n < 100$ , при якому заданий інтервал  $[0,5 \pm \Delta]$ , де величина  $\Delta$  обирається з діапазону  $0 < \Delta < 0,5$  розробником інформаційного забезпечення або обчислюється програмно, накриває динамічний довірчий інтервал (7), визначає мінімальний обсяг навчальної вибірки. У загальному випадку, коли заданий інтервал може накривати довірчий в забороненій області ( $n \leq 30$ ), необхідно застосовувати ітераційну процедуру зменшення параметра  $\Delta$  до тих пір, доки нижня і верхня межі довірчого інтервалу (7) не будуть накриватися в компромісній області інтервалом  $[0,5 \pm \Delta]$ . На рис. 4 показано приклад визначення мінімального обсягу навчальних вибірок для першої ознаки розпізнавання при оптимальній системі контрольних допусків і заданому параметрі  $\Delta = 0,15$ .

Аналіз рис. 4 показує, що в компромісній області мінімальний обсяг навчальної вибірки для першої ознаки рівний  $n_{\min} = 81$ . Аналогічна процедура була проведена для інших ознак. Оскільки результати процедури визначення мінімального обсягу випробувань  $n_{\min}$  дають для розглянутих ознак менші значення, то з метою отримання однакової кількості реалізацій в навчальній матриці доцільно приймати за мінімальний обсяг всіх вибірок максимальне значення

$$n_{\min} = \max_{\{i\}} n_{\min,i}, \text{ тобто } n_{\min} = 81.$$

Таким чином, запропоновані алгоритми оптимізації параметрів функціонування інформаційно-екстремального машинного навчання діагностичної системи

дозволяють отримати безпомилкові за навчальними вибірками обсягом  $n \geq 81$  високостовірні вирішальні правила, точність яких в режимі екзамену асимптотично наближаються до граничного значення.

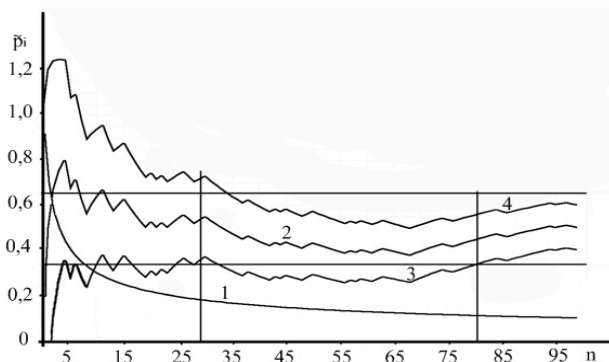


Рис. 4. Визначення мінімального обсягу навчальної вибірки: 1 – графік функції  $e_{Q_{\max}} = f(n)$ ; 2 – графік емпіричної частоти  $\tilde{p} = k_i / n$ ; 3 – нижня межа довірчого інтервалу; 4 – верхня межа довірчого інтервалу

## 7. Висновки

1. Визначено оптимальну в інформаційному розумінні кількість компонент швидкого перетворення Фур'є, які використовуються при аналізі скінтиграм міокарда в стані стресу та спокою, що дозволяє підвищити оперативність алгоритмів машинного навчання діагностичної системи.

2. Доведено за результатами фізичного моделювання високу ефективність розроблених модифікацій алгоритмів селекції словника ознак і показано перевагу ройового алгоритму порівняно з послідовним спрямованим за оперативністю пошуку та за ступенем стиснення словника. При цьому отримано безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила, достовірність яких в режимі екзамену асимптотично наближаються до граничного значення.

3. Визначено потужність оптимального в інформаційному розумінні словника ознак, знайденого за ройовим алгоритмом, який становить 40 % від початкового словника, тобто відповідає 30 ознакам. При цьому визначено мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки скінтиграм міокарду для отримання безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил, який становить  $n_{\min} = 81$ , що дозволяє зменшити вимоги до формування вхідного математичного опису при розширенні алфавіту класів розпізнавання.

## Література

1. Synefia, S. 3D images quantitative perfusion analysis and myocardium polar index for cardiac scintigraphy improvement [Text] / S. Synefia, M. Sotiropoulos, M. Argyrou, M. Bella, I. Floros, A. Valasi, M. Lyra // e-Journal of Science & Technology. – 2014. – Vol. 3, Issue 9. – P. 35–41.
2. Ohlsson, M. WeAidU—decision support system for myocardial perfusion images using artificial neural networks [Text] / M. Ohlsson // Artificial Intelligence in Medicine. – 2004. – Vol. 30, Issue 1. – P. 49–60. doi: 10.1016/s0933-3657(03)00050-2
3. Wadhonkar, B. M. A data mining approach for classification of heart disease dataset using neural network [Text] / B. M. Wadhonkar, P. A. Tijare, S. N. Sawalkar // International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEEM). – 2015. – Vol. 4, Issue 5. – P. 426–433.

4. Heart Disease Diagnosis Using Multiple Kohonen Self Organizing Maps [Text] // Materials of International Conference on Advanced Research in Engineering and Technology, 2013. – 915 p.
5. Sajn, L. Image processing and machine learning for fully automated probabilistic evaluation of medical images [Text] / L. Sajn, M. Kukar // Journal Computer Methods and Programs in Biomedicine. – 2011. – Vol. 104, Issue 3. – P. e75–e86. doi: 10.1016/j.cmpb.2010.06.021
6. Arsanjani, R. Prediction of revascularization after myocardial perfusion SPECT by machine learning in a large population [Text] / R. Arsanjani, D. Dey, T. Khachatryan, A. Shalev, S. W. Hayes, M. Fish et. al. // Journal of Nuclear Cardiology. – 2015. – Vol. 22, Issue 5. – P. 877–884. doi: 10.1007/s12350-014-0027-x
7. Tagil, K. A decision support system for stress only myocardial perfusion scintigraphy may save unnecessary rest studies [Text] / K. Tagil, D. Jakobsson, M. Lomsky, J. Marving, S. Svensson, P. Wollmer, B. Hesse // Journal of Biomedical Graphics and Computing. – 2013. – Vol. 3, Issue 2. – P. 46–53. doi: 10.5430/jbgc.v3n2p46
8. Ciecholewski, M. Ischemic heart disease detection using selected machine learning methods [Text] / M. Ciecholewski // International Journal of Computer Mathematics. – 2013. – Vol. 90, Issue 8. – P. 1734–1759. doi: 10.1080/00207160.2012.742189
9. Moskalenko, V. V. Intelligent Decision Support System for Medical Radioisotope Diagnostics with Gamma-camera [Text] / V. V. Moskalenko, A. S. Dovbysh, A. S. Rizhova, O. V. Dyomin // Journal of Nano- and Electronic Physics. – 2015. – Vol. 7, Issue 4. – P. 04036–1–04036–7.
10. Random Subspace Classifier for Recognition of Pests on Crops [Text] // Materials of 4th International Work Conference Bioinspired Intelligence (IWOB), 2015. – P. 219.
11. Dovbysh, A. S. Information-extreme method of classification of observation with categorical attributes [Text] / A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, A. S. Rizhova // Cybernetics and Systems Analysis. – 2016. – Vol. 52, Issue 2. – P. 224–231. doi: 10.1007/s10559-016-9818-1
12. Sipos, R. Log-based predictive maintenance [Text] / R. Sipos // Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining – KDD '14, 2014. – P. 1977. doi: 10.1145/2623330.2623340
13. Dovbysh, A. S. Feature set optimization of learning control system [Text] / A. S. Dovbysh, I. Shelekhov, E. V. Korobchenko // Adaptive automatic control system. – 2015. – Vol. 2, Issue 27. – P. 44–50.
14. Sivakumar, S. Modified PSO Based Feature Selection for Classification of Lung CT Images [Text] / S. Sivakumar, C. Chandrasekar // International Journal of Computer Science and Information Technologies. – 2014. – Vol. 5, Issue 2. – P. 2095–2098.
15. Dovbysh, A. S. Information-Extreme Algorithm for Optimizing Parameters of Hyperellipsoidal Containers of Recognition Classes [Text] / A. S. Dovbysh, N. N. Budnyk, V. V. Moskalenko // Journal of automation and information sciences. – 2012. – Vol. 44, Issue 10. – P. 35–44. doi: 10.1615/jautomatinfscien.v44.i10.30